

АДАПТИВНАЯ СИСТЕМА ОБУЧЕНИЯ СТУДЕНТОВ НА БАЗЕ LMS MOODLE

Степаненко Т.А., Ильина Е.А.

*ФГБОУ ВПО «Магнитогорский государственный
технический университет им. Г.И. Носова»,
г. Магнитогорск, Россия*

В соответствие с огромным потоком информации и широко распространенным в настоящее время дистанционным видом обучения, возникает потребность в новых образовательных технологиях, позволяющих реализовывать индивидуальные траектории обучения. Информационное образовательное пространство, в условиях которого осуществляется подготовка профессиональных знаний студентов, требует навыков самостоятельной переработки больших объемов информации.

Адаптация учебного процесса заключается в наличии учебного материала разного уровня сложности (обычного, простого, среднего, высокого) и в наличии контролирующих вопросов разного уровня сложности. Это позволяет решить сложную задачу, которую ставит использование технологий дистанционного обучения перед дистанционным преподавателем – осуществлять коммуникации с учетом индивидуальных способностей (эмоциональная устойчивость, свойство экстрасенсорной интуиции, ответственность, коммуникабельность, скорость восприятия информации, рефлексия) и уровня подготовки (высокого, среднего, низкого) обучаемых на расстоянии без очного контакта.

Традиционная система контроля и оценки знаний студентов имеет, наряду с достоинствами, целый ряд недостатков. Основным из них является проявление субъективности в оценке знаний, которая является отражением индивидуальности преподавателя. Известны исследования, показывающие, что совпадение оценок двух экзаменаторов, проверявших независимо друг от друга знания одного и того же испытуемого в одной и той же области знаний путем устного опроса, совпадают не более чем в 60 % случаев.

Педагогическое тестирование (форма измерения знаний учащихся, основанная на применении педагогических тестов. Педагогический тест — это инструмент, предназначенный для измерения обученности студента, и состоящий из системы тестовых заданий, стандартизированной процедуры проведения, обработки и анализа результатов) во многом свободен от недостатков, присущих традиционной системе контроля. В настоящее время существует несколько методов автоматизированной оценки знаний. Наибольшее распространение получил педагогический тест линейной структуры, то есть тест, в котором последовательно предъявляются вопросы, не связанные с уже выбранными ответами. Такой тест предъявляет жесткие требования к процессу его разработки и испытания. Необходимо обеспечить полное соответствие содержания тестового задания цели изучения материала, значимость предоставляемых вопросов, их достоверность, системность, компактность и сбалансированность, дифференциацию по уровню усвоения, кумулятивность (полнота, законченность), однозначность и четкость языка, регламентированность по времени (ограниченность его определенными временными рамками), краткость, определенную меру трудности, отсутствие косвенных признаков правильного ответа, вариативность, взаимосвязь содержания и формы тестового задания. Кроме того, тест должен быть проверен на валидность (способность теста измерять некоторые качества личности), надежность и эффективность. Однако такие тесты чаще всего создаются наспех лицами, не имеющими требуемой квалификации. Поэтому тестирующая система на основе линейного теста нередко оценивает уровень знаний весьма условно.

Повысить качество теста, прежде всего его валидность, можно, связывая задаваемые вопросы с теми ответами, которые были уже получены. Однако, даже в простейшем случае, такая тест-система представляет собой фактически экспертную систему, содержащую в базе знаний правила «если, то...». Создание такой базы знаний достаточно сложная задача. Адаптивные системы формирования и пополнения базы знаний требуют организации функционирования целого комплекса исследований по изучению уровней обучения.

По результату прохождения тестовых заданий система выдает числовую оценку в количественном и процентном соотношении. Но данная оценка не позволяет сделать выводы, дающие комплексную картину успеваемости студента по данному предмету. Поэтому актуальным является разработка плагина, позволяющего дать качественную оценку успеваемости обучаемого и на основе этой оценки сформировать адаптированный для пользователя курс обучения. Разрабатываемый метод использует нейросетевую модель для классификации текущего уровня знаний пользователя. Входными данными для нейросети является вектор ответов после прохождения рубежного контроля знаний. На выходе нейросети выдается нечеткая оценка уровня знаний пользователя. Используя данную оценку и процедурную модель, описанную в статье, формируется оптимальный набор учебно-тренировочных задач. Набор учебных элементов подбирается исходя из нечеткой оценки уровня успеваемости пользователя. У тех элементов, значение переменной «присутствие» больше 0,5, т.е. элемент полностью присутствует, будут поставлены в рекомендованную структуру курса обучения. Используя данный подход, можно разработать плагин, позволяющий генерировать структуру курса обучения, состоящую из набора элементов учебного материала, рассчитанных на конкретного студента с его успеваемостью. После генерирования новой структуры курса обучения, пользователь вновь проходит все этапы, описанные выше. Из базы данных выбираются те учебные элементы, которые требуются для успешного освоения неизученного материала. Обучение продолжается до тех пор, пока качественная оценка уровня подготовки пользователя не станет равной требуемой. Тогда курс считается пройденным успешно.

Рассмотрим задачу настройки линейного теста для оценки знаний с использованием искусственных нейронных сетей. Например, пусть линейный тест содержит 20 вопросов, из которых каждый будет содержать пять возможных вариантов ответов. Тогда входы нейронной сети – это все варианты предлагаемых ответов на вопросы теста. Таким образом, входы выбраны бинарными, то есть двоичными: «1» – ответ выбран тестируемым лицом, «0» – ответ не выбран. Выход нейросети – это оценка знаний студента. Можно, например, как это обычно принято оценивать знания оценками «неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо» и «отлично», тогда имеем четыре бинарных выхода сети. Значение «1» на первом выходе соответствует оценке «неудовлетворительно», значение «1» на последнем – оценке «отлично». В основе принципа действия системы лежит свойство нейронных сетей обучаться. Обучение системы заключается в изменении весов связей (весовые коэффициенты связей между нейронами) нейронов сети по заданным алгоритмам, называемым правилами обучения. Целью обучения является сопоставление оценок, выставляемых по ответам теста нейронной сетью, с оценками, полученными при прохождении первоначального тестирования с целью выявления уровней подготовки студента и его индивидуальных способностей.

В качестве нейронной сети исследован многослойный перцептрон и полносвязные сети, структура которых представлена на рис. 1, – сети, в которых каждый нейрон передает свой выходной сигнал на вход остальных нейронов, а также самому себе.

Перцептрон состоит из элементов 3-х типов: S-элементов, A-элементов и одного R-элемента. S-элементы – это слой сенсоров, или рецепторов. Каждый рецептор может находиться в одном из двух состояний – покоя или возбуждения, и только в последнем случае он передаёт единичный сигнал в следующий слой, ассоциативным элементам – A-элементам. Они называются ассоциативными, потому что каждому такому элементу, как правило, соответствует целый набор (ассоциация) S-элементов. A-элемент активизируется, как только количество сигналов от S-элементов на его входе превысило некоторую величину δ . Сигналы от возбужденных A-элементов, в свою очередь, передаются в сумматор R, причём сигнал от i -го ассоциативного элемента передаётся с коэффициентом ω_i . Этот коэффициент называется весом A—R связи. Так же как и A-элементы, R-элемент подсчитывает сумму значений входных сигналов, помноженных на веса:

$$f(x) = s\left(\sum_{i=1}^n \omega_i x_i - \delta\right),$$

где S – входной сигнал

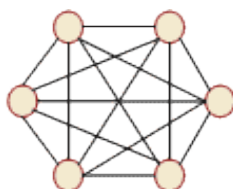


Рис. 1. Полносвязная нейронная сеть

Обучение перцептрона состоит в изменении весовых коэффициентов ω_i связей А—R.

После обучения перцептрон готов работать в режиме распознавания. В этом режиме перцептрону предъявляются ранее неизвестные ему объекты, и перцептрон должен установить, к какому классу они принадлежат. Работа перцептрона состоит в следующем: при предъявлении объекта, возбужденные А-элементы передают сигнал R-элементу, равный сумме соответствующих коэффициентов ω_i . Если эта сумма положительна, то принимается решение, что данный объект принадлежит к первому классу (например, отличник), а если она отрицательна — то ко второму (например, троечник). Если сумма входных сигналов равна нулю, выход считается либо равным нулю, либо неопределённым. На рис. 2 схематично представлена работа перцептрона.

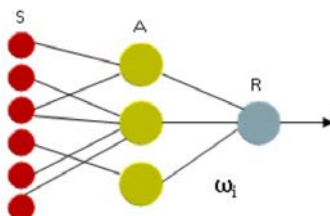


Рис. 2. Схема перцептрона

Веса S—А связей могут иметь значения -1 , $+1$ или 0 (то есть отсутствие связи). Веса А—R связей ω могут быть любыми. Многослойный перцептрон — это перцептрон, в котором присутствуют дополнительные слои А-элементов. Возможное количество обучающих выборок для теста, состоящего из 20 вопросов, которые имеют по 5 вариантов ответов, составляет $20^5 = 3200000$. Размер обучающей выборки можно ограничить величиной 10000 вариантов ответов на тест. Это всего 0,3 % возможных вариантов ответов. Такой размер выборки можно принять, так как имеется вполне определенная зависимость между относительной погрешностью оценки теста нейронной сетью и размером обучающей выборки. Эта зависимость приведена на рис. 3.

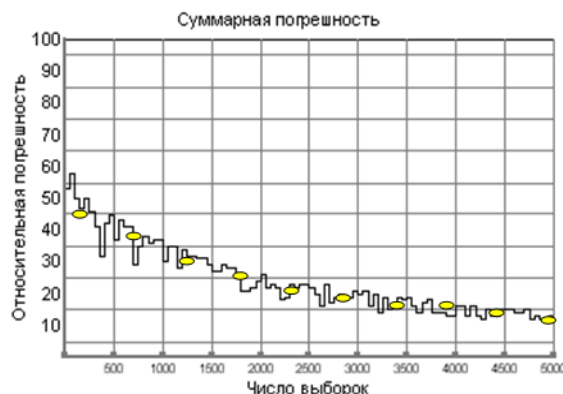


Рис. 3. Зависимость относительной погрешности оценки теста искусственной нейронной сетью от числа обучающих выборок

Аппроксимация (приближенное решение сложной функции с помощью более простых, или известных, что ускоряет и упрощает решение задачи) зависимости относительной по-

грешности от размера обучающей выборки может быть выполнена с помощью алгебраического полинома (многочлена):

$$V_x = \begin{pmatrix} 500 \\ 1000 \\ 1500 \\ 2000 \\ 2500 \\ 3000 \\ 3500 \\ 4000 \\ 4500 \\ 5000 \end{pmatrix} \quad V_y = \begin{pmatrix} 45 \\ 36 \\ 28 \\ 23 \\ 20 \\ 19 \\ 15 \\ 15 \\ 14 \\ 13 \end{pmatrix} \quad F_x = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{1}{x} \\ \frac{1}{x^2} \\ \frac{1}{x^3} \end{pmatrix}$$

Минимально возможная погрешность обучения составляет 5,821 %, она достигается при выборке в 3200000 вариантов ответов. Допустимая для тестирования точность 10 % достигнута при числе обучающих выборок приблизительно 9300. Очевидно, что прямое обучение нейронной сети для оценки знаний является неприемлемым из-за огромного числа выборки для точности тестирования и минимальной погрешности ответов, то есть огромного количества наблюдений. Предлагаются процедуры адаптивного обучения, а также процедуры сочетания модельного обучения (имитация различных обучающих ситуаций) с адаптацией, с применением нечетких нейронных сетей.

Для построения персонализированного учебного курса предлагается использовать систему автоматизированной генерации тестовых заданий и модуль автоматизированного построения персонализированного учебного курса в среде LMS Moodle на основе результатов диагностического тестирования.

Адаптация в LMS Moodle заключается в конструировании оптимального для конкретного пользователя набора учебных элементов. Преподаватель формирует банк вопросов для курса обучения. Вопросы в Банке упорядочены по категориям. По умолчанию для каждого курса создается отдельная категория, кроме того, существуют категории, совпадающие с общими категориями курсов. Студент под своей учетной записью регистрируется в системе. Доступ осуществляется через web-интерфейс, что позволяет работать с системой с любого компьютера, где есть браузер. Выбирает доступные ему курсы обучения, изучает тематический материал. Далее студент проходит рубежный контроль, состоящий из набора тестовых заданий, который преподаватель поставил для первоначального прохождения курса. Результат прохождения курса обучения должен фиксироваться системой. Для его реализации системы выберем язык delphi с использованием базы данных MySQL. Нечеткость в структуре модели обуславливается тем, что набор конкретных позиций и переходов описывается нечеткой переменной «присутствие элемента», и для каждого пользователя будет существовать какой-то один конкретный набор учебных элементов.

Рассматриваемая система состоит из отдельных взаимодействующих компонент. Под компонентой понимается элементарный неделимый блок материала, который может быть представлен: текстом, веб-страницей, ссылкой на файл, веб-страницу, заданием и т.д. Каждая компонента имеет свое состояние. Состояние компоненты – это абстракция соответствующей информации, необходимой для описания ее будущих действий. Состояние компоненты зависит от предыстории этой компоненты, со временем состояние компоненты будет меняться. Оно отображает поведение моделируемой системы. Действиям компонент системы присущи совмещенность или параллельность. Действия одной компоненты системы могут производиться одновременно с действиями других компонент.

Преподаватель, разрабатывающий курс обучения, определяет набор компонент для первоначальной структуры курса обучения, то есть начальное представление дидактического материала студенту, на основе результатов входного контроля. Этот контроль показывает уровень на котором находится студент в момент прохождения контроля – низкий, средний

или высокий. Определяются также альтернативные (замещающие) элементы, которые могут присутствовать в последующих изменениях структуры курса обучения. Элементам, определенным в первоначальной структуре курса обучения, присваивается значение 1. Альтернативным элементам присваивается значение в диапазоне $[0-0,5]$, что определяет лишь их возможное присутствие в последующих изменениях курса обучения. Преподавателю, разрабатывающему курс обучения, предлагается выбрать для каждого элемента значение нечеткой переменной «присутствие», определяющей коэффициент допустим n_i , из списка возможных значений: Например, полностью: $n_i = 1$, возможно: $n_i = 0,48$, слегка: $n_i = 0,24$, мало: $n_i = 0,12$.

Рассмотренный подход построения информационной адаптивной системы обучения на базе LMS Moodle обладает рядом преимуществ перед конкурентными системами и позволяет:

- адаптировать структуру курса обучения, рассчитанную на конкретного пользователя;
- осуществлять мониторинг прохождения курса обучения пользователями на основе нейронных сетей;
- проводить дальнейшие исследования в данной области в целях улучшения качества автоматизации компьютерного обучения.

Список использованных источников

1. Ильина Е.А. Организация самостоятельной работы студентов вуза с использованием автоматизированной обучающей системы: автореф. дисертации канд. пед. наук. Магнитогорск: гос. ун-т. Магнитогорск. 2010. 24 с.
2. Степаненко Т.А., Ильина Е.А. Из истории адаптивного обучения: сборник научных трудов SWorld. Материалы международной научно-практической конференции «Современные проблемы и пути их решения в науке, транспорте, производстве и образовании'2012». Выпуск 4. Том 13. Одесса: КУПРИЕНКО, 2012. ЦИТ 412–0381. С. 6–10.
3. Степаненко Т.А. Об адаптивном обучении в LMS Moodle. Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах: междунар. сб. науч. тр. Магнитогорск: изд-во Магнитогорск. гос. техн. ун-та им. Г.И. Носова. 2012. № 2 С. 371–372.
4. Эндрю А. Искусственный интеллект; пер. с англ. / под ред. и с предисл. Д.А. Поспелова. М.: Мир, 1985. 264 с.
5. Горюшкин Е.И. Использование нейросетевых технологий в адаптивном тестировании по информатике в вузе: диссертация кандидата педагогических наук: 13.00.02. Курск, 2009.
6. Круглов В.В., Борисов В.В., Быстров А.В. Современные информационные технологии. Основы построения и применения искусственных нейронных сетей. Смоленск: СмолГУ, 2006. 92 с.
7. Сенькина Г.Е., Емельченков Е.П., Киселева О.М. Методы математического моделирования в обучении: монография / Смоленск: Смол. гос. ун-т, 2007. 112 с.
8. Мунерман В.И., Шаповалова Г.П. Использование нейронных сетей в образовательных информационных системах. Смоленск: СмолГУ, 2006. 92 с.
9. Ильина Е.А., Егорова Л.Г., Дьяконов А.В. Технология тестирования знаний студентов с использованием системы Moodle. Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах: междунар. сб. науч. тр. Магнитогорск: изд-во Магнитогорск. гос. техн. ун-та им. Г.И. Носова, 2011. № 1–3. С. 166–172.
10. Ильина Е.А., Файнштейн С.И., Торчинский В.Е. Системы искусственного интеллекта. Магнитогорск: МГТУ, 2007.